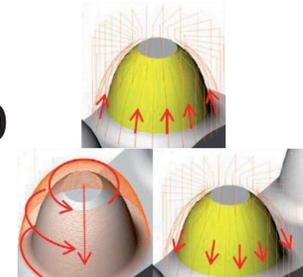


Utilización de modelos de redes neuronales artificiales para predecir la influencia del tipo de fresado en la calidad del producto



UTILIZATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO PREDICT THE INFLUENCE OF MILLING TYPE ON THE QUALITY PRODUCT

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/6981> | Recibido: 14/10/2013 • Aceptado: 11/12/2013

Wanderson De Oliveira-Leite, Juan Carlos Campos-Rubio, Francisco Mata-Cabrera, José Tejero-Manzanares, Issam Hanafi

UNIVERSIDAD DE CASTILLA-LA MANCHA. Dpto. Mecánica Aplicada e Ingeniería de Proyectos. Plaza Manuel Meca, 1 - 13004 Almadén (Ciudad Real). Tfno: +34 926 264007. jose.tejero@uclm.es

ABSTRACT

• During the milling process of pieces with complex surfaces, the choice of different machining strategies suggested by the computer-aided manufacturing software (CAM) leads to deviations from the piece machined with respect to the designed ideal surface. The knowledge of the deviations generated with respect to the final geometry of the piece allows to develop correction modules in the software based on the different machining strategies, enabling so the executor to generate appropriate corrections before manufacture, so that the finished products will be within the design specifications. At the same time, the application of artificial neural networks (ANN) has been studied as a solution to non-linear problems and other conflicting parameters in machining process.

This paper evaluates the influence in the geometry and surface finish of three different milling strategies suggested by CAM software in the manufacture of a product through ANN, thus generating a set of helpful answers both from the point of view of the analysis and prediction.

• **Key Words:** CNC machining strategy, Artificial Neural Networks, Error of CNC Machine-Tools, Precision Technology.

RESUMEN

Durante el proceso de fresado de piezas de superficies complejas, la elección de las distintas estrategias de mecanizado sugeridas por el software de fabricación asistida por ordenador (CAM) conduce a desviaciones de la pieza mecanizada con respecto a la superficie ideal diseñada. El conocimiento de las desviaciones generadas respecto de la geometría final de la pieza permite desarrollar módulos de corrección en el propio software basados en las diferentes estrategias de mecanizado, posibilitando así que el ejecutor genere las oportunas correcciones antes de la fabricación, de manera que los productos acabados se encuentren dentro de las especificaciones de diseño. Al mismo tiempo, se ha estudiado la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA) como solución a los problemas no lineales y parámetros conflictivos en los procesos de mecanizado.

En este trabajo, se evalúa la influencia en la geometría y el acabado superficial de tres estrategias diferentes de fresado sugeridas por un software de CAM en la fabricación de un producto por medio de RNA, generando así un conjunto de respuestas útiles tanto desde el punto de vista del análisis como de la predicción.

Palabras Clave: Estrategia de mecanizado CNC, redes neuronales artificiales, análisis del error en CNC, tecnología de precisión.

INTRODUCCIÓN

El control de los procesos de mecanizado tiene gran importancia económica para la industria porque incide tanto en la reducción de desperdicios de materias primas como de mano de obra. La industria todavía se enfrenta a retos técnicos por los requisitos de formas complejas, estrechos límites de especificación, frecuente introducción de nuevos materiales de difícil mecanizado, nuevos tipos de herramientas de corte y nuevas variantes en la operación que dan lugar a nuevas interacciones en el proceso con características no lineales y objetivos contradictorios [1].

Varias investigaciones demuestran que en la fabricación de piezas mediante mecanizado de superficies complejas influyen diversos aspectos de las desviaciones geométricas en el acabado de superficies:

- limitaciones de *hardware*: dificultades en la implementación de equipos que respondan a la velocidad necesaria para el proceso, incluyendo la velocidad de procesamiento y la capacidad de respuesta de las unidades [2];
- limitaciones de *software*: relacionadas con el modelador de

las entidades geométricas, la interfaz de transferencia y la estandarización de los archivos necesarios para el intercambio entre diferentes aplicaciones de diseño asistido por ordenador (CAD) y de fabricación asistida por ordenador (CAM) y, también, con el procesado de las trayectorias de herramientas por software CAM, que comprendan y se aproximen a las diversas entidades geométricas [3];

- c) métodos de interpolación: los principales métodos utilizados (lineal, circular e interpolación *spline*) influyen también en la calidad dimensional y superficial dando lugar a tiempos de procesamiento distintos [4];
- d) limitaciones relativas a los parámetros de operación del controlador: los controladores de control numérico por ordenador (CNC) se caracterizan por tres parámetros básicos (el tiempo de transferencia de bloque, el tiempo de procesamiento interno del CNC para crear un segmento de interpolación y el tiempo de procesamiento de bloque, empleado por el regulador para emitir un comando al eje y comprobar si se realizó la ejecución del comando [4-6]);
- e) desviación de la herramienta: según Kurt *et al.* [7], es el resultado de las fuerzas de corte y de las dislocaciones que estas fuerzas causan en la herramienta así como de la presión en su periferia durante el mecanizado, alejándose de la trayectoria ideal y modificando el perfil.

Por otro lado, según Chiang *et al.* [8], durante el fresado de superficies 3D formadas por curvas, utilizando herramientas de punta esférica, el ángulo entre la herramienta y la pieza de trabajo cambia constantemente. El diámetro de corte eficaz varía desde el centro de la herramienta a un valor que depende de la profundidad de corte y del ángulo de la superficie, modificando así el estado de la superficie y el error geométrico.

Las operaciones de fabricación indirectas, tales como el control de calidad dimensional, generan costes indirectos que pueden reducirse mediante el uso de sistemas de control. Por ello, el uso de sistemas inteligentes de manufactura (SIM) se ha investigado mediante la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA) desde los años ochenta [9].

En este contexto, para Luttervelt *et al.* [10], el proceso de mecanizado es complejo y no se adapta a la aproximación lineal o analítica. Erzurumlu y Oktem [11] realizaron una comparación de técnicas estadísticas, conocida como metodología de superficie de respuesta (RSM), con modelos de RNA y concluyeron que las redes neuronales tienen una precisión relativa en relación con los modelos estadísticos. Para Zain *et al.* [12], aunque las técnicas de regresión estadística pueden trabajar bien para el modelado de procesos de fabricación, estas técnicas pueden no describir con precisión las relaciones conflictivas y no-lineales subyacentes entre parámetros de mecanizado y medidas de desempeño como la rugosidad.

En un *software* CAM, la estrategia de mecanizado o trayectoria de la herramienta es el camino que ésta va siguiendo gradualmente para eliminar el material de la pieza. Una de las grandes diferencias de este proceso computarizado es la

flexibilidad que proporciona, existiendo una serie de formas diferentes para generar una trayectoria de herramienta. Al mismo tiempo, esa elección puede afectar a las dimensiones, a la rugosidad superficial y al tiempo de fabricación y, consecuentemente, a los costes de producción.

Existen varias investigaciones que abordan este tema con objetivos y análisis muy distintos. Tolouei-Rad y Bidhendi [13] estudiaron la optimización de parámetros de fresado en máquina de control numérico (NC) y de múltiples herramientas para mejorar la calidad del proceso. Ramos *et al.* [14] estudiaron diferentes estrategias para evaluar su influencia en la rugosidad de la superficie, tipo de textura y desviaciones dimensionales.

Además, Ameddah y Assa [15], estudiaron la aplicación de las curvas NURBS (*non-uniform rational B-spline*) en software CAM para generar estrategias que reduzcan al mínimo los errores geométricos en el mecanizado de contornos a alta velocidad (HSM).

Al mismo tiempo, Stahovec y Varga [16] realizaron una evaluación de diferentes estrategias de mecanizado, pre-programadas en el *software*, que mostraron una relación directa entre la calidad y la cantidad de líneas de código NC. Kandrač L. *et al.* [17], analizaron diferentes estrategias en las máquinas de 3 ejes para simular la producción de moldes y verificar una reducción del tiempo de producción y una mejora de la calidad dimensional frente a diferentes rutas. Msaddek *et al.* [18] estudiaron la optimización de diversas estrategias HSM basadas en el análisis de los diferentes parámetros críticos del proceso, usando un optimizador que modifica el código G. Senatore *et al.* [19] evaluaron la rugosidad local en superficies complejas a través de dos estrategias diferentes de mecanizado asociadas con el tipo de ataque de la herramienta (penetración) en máquinas de 3 ejes.

Daneshmand *et al.* [3] estudiaron la simulación computacional de diferentes estrategias en dos programas comerciales para analizar el tiempo de mecanizado y la eficiencia de la ruta y, Kandrač L. *et al.* [17], la estrategia frente a la calidad dimensional del producto centrándose en la productividad.

Varios investigadores han propuesto el uso de modelos de predicción como una solución a los problemas utilizando metodologías de inteligencia computacional (IC) [20,21]. En este contexto, se han empleado RNA para el control y la optimización de operaciones, por ejemplo, para la monitorización dinámica y el control de sistemas de micro-posicionadores y de desgaste de brocas [22,23], en la medición de vibraciones [24] y, también, en una combinación de estos parámetros y otros sensores como acelerómetros y sensores de emisión acústica [25].

Para el estudio de la fuerza de corte, Tandon y El-Mounayri [26] desarrollaron un modelo de predicción de parámetros en el proceso de fresado. Briceno *et al.* [27] desarrollaron redes neuronales con aprendizaje *back-propagation* para estimar parámetros de fresado; Zuperl y Cus [28] aplicaron una red similar para la predicción de las tres componentes de fuerzas de corte (F_x , F_y , F_z) en el mecanizado de moldes y, Zuperl *et al.* [29] desarrollaron dos modelos de redes supervisadas para controlar las tres componentes de la fuerza utilizando diversos parámetros de entrada como fluidos de corte, dureza, tipo de

material etc. También, ha habido intentos para desarrollar métodos de IC para estimar el desgaste de la herramienta durante su uso. Dutta *et al.* [30] investigaron la capacidad de modificación de código CNC durante el mecanizado comparando la programación original e interactiva con el objetivo de la precisión prevista en el proyecto, incluso con el desgaste de la herramienta durante el proceso. Haber y Alique [31] propusieron un sistema de supervisión inteligente basado en un modelo de RNA para estimar el desgaste de la herramienta en el proceso de rectificación de moldes.

Además, se han utilizado los modelos de *maquinabilidad* usando la técnica IC para estudiar la calidad superficial [11]. Por otra parte, el uso de RNA para el control estadístico de la rugosidad se caracteriza por la gran variabilidad en las técnicas adoptadas [32,33].

La maquinabilidad de los plásticos reforzados con fibras (PRF) ha cobrado gran interés entre los investigadores de IC, en particular la optimización de parámetros para las interacciones en el proceso con características no lineales [34]. Mata *et al.* [35] investigaron el uso de la lógica difusa para predecir la rugosidad de una superficie torneada basada en los parámetros del proceso de fabricación. Karnik *et al.* [36] estudiaron el taladrado de placas de *composites* a través de RNA para desarrollar un modelo de predicción de los efectos del taladrado en diferentes condiciones.

Las redes neuronales artificiales multicapa (MLP) consisten en neuronas divididas en la capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas. Las neuronas, entre las capas, están unidas por conexiones sinápticas que almacenan el conocimiento entre la conexión de entrada y de salida, utilizándose dos funciones de transferencia (*logsig* y *Tan-Sigmoid*) para el reconocimiento de patrones.

El algoritmo de entrenamiento *Back-Propagation* es un método de aprendizaje supervisado, basado en la generalización de la regla *Delta*, que requiere un conjunto de entradas y salidas deseadas, conocidas como patrones de prueba. Un aprendizaje por *batch* trata de minimizar una función de error global o la suma del error cuadrático (*Sum Squared Error - SSE*). El proceso de formación de la red se

termina cuando MSE (*Mean Square Error*) alcanza el error igual o inferior al especificado o cuando el número de veces alcanza a su valor máximo determinado [36].

Al mismo tiempo, el algoritmo *Levenberg-Marquardt* (LM), adoptado para el uso de redes neuronales por Hagan y Menhaj [37] y después implantado por Demuth y Beale [38] para el software *MATLAB*, proporciona una solución numérica del problema de minimización de una función no lineal por medio de cálculo de matrices *Jacobianas*, basada en el método de *Gauss-Newton* y en el *Gradient Descent Algorithm*.

Por lo tanto, este trabajo presenta un estudio aplicado donde, en primer lugar, se fabrica una parte de una geometría de un molde de un producto termo-formado con tres estrategias diferentes de fresado sugeridas por un software CAM y se analizan sus desviaciones geométricas y el acabado superficial. Posteriormente, se utiliza el análisis de RNA para desarrollar modelos que permitan la predicción de la desviación y la elaboración de mapas de errores. Finalmente, estos se utilizan para evaluar la influencia de las tres estrategias diferentes respecto a las superficies fabricadas y permiten elegir el procedimiento más adecuado en función del tipo de error permitido o aceptable para la fabricación del molde.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. MÉTODOS

Para evaluar la influencia de las tres estrategias de mecanizado sobre la calidad de acabado y las dimensiones del producto, se mecanizó una sección de un molde para termo-formados que contiene una geometría “*Free-Form Surface*” compuesta de una curva de revolución spline (Fig. 1b). El diseño se modeló con un software CAD 3D y, posteriormente, integrado en CAM para así generar tres estrategias de trabajo diferentes (G-codes) y transferidas al centro de mecanizado CNC, Fig. (1a-f).

Después del mecanizado, se efectúa el control de calidad del acabado y de las dimensiones del producto. Con estos

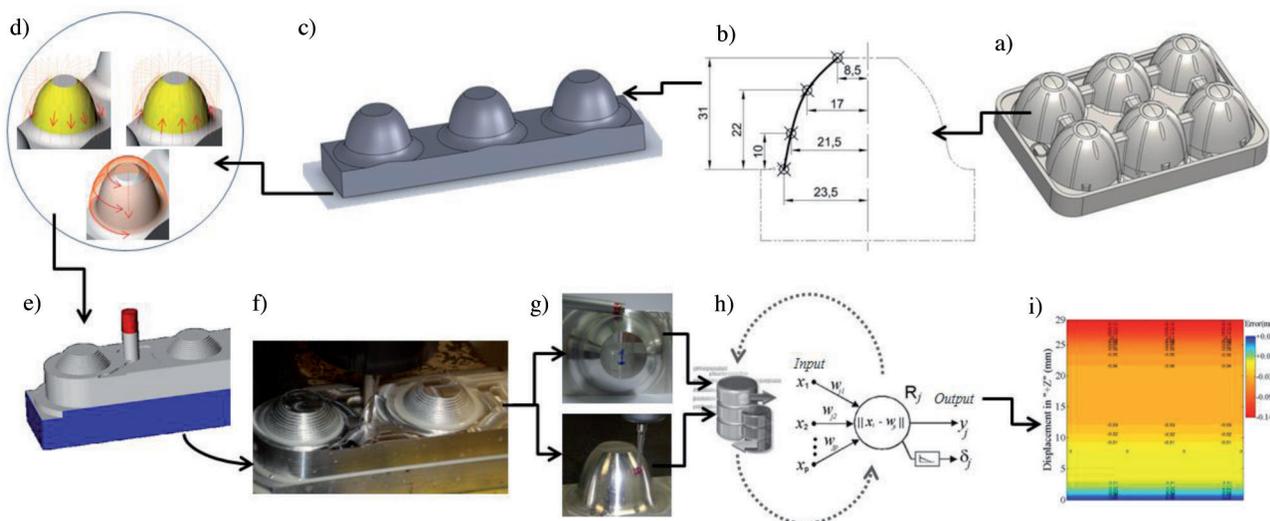


Fig. 1: Metodología del trabajo: a) proyecto del molde b) curva spline; c) sección y geometría de estudio; d) tres estrategias de trabajo; e) integración y programación del software CAM; f) mecanización; g) control de calidad del acabado; h) desarrollo de modelos RNA e i) mapas de predicción

datos, se realiza el análisis estadístico para la eliminación de afloramientos y verificación del comportamiento de los parámetros estudiados y sus posibles interacciones. Este conjunto de parámetros tratados se utiliza para el desarrollo de modelos de RNA para predecir el valor de la desviación del radio, el error de circularidad y la rugosidad (Ra), Fig. (1g-h). Finalmente, las redes ensayadas se emplean para generar mapas de predicción de las variables estudiadas mediante modelos matemáticos que utilizan las redes desarrolladas (Fig. 1i).

2.2. DETALLES EXPERIMENTALES

Se presenta, a continuación, información detallada sobre la experimentación llevada a cabo:

- a) Equipo: centro de mecanizado *Romi DISCOVERY 760*;
- b) Material: aluminio 6262T6, cuadrada de 50,8 mm x 50,8 mm x 220 mm
- c) *Software* y métodos: *SolidWorks 2008* para modelado 3D y *GibbsCAM* por *SolidWorks* para la programación CNC.

En el software CAM, se programaron las tres probetas, cada cual con una estrategia de mecanizado distinta, conforme a la Fig. (2).

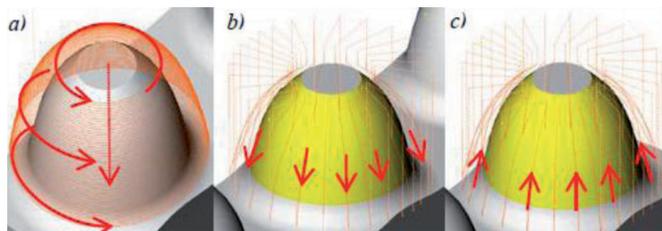


Fig. 2: Trayectorias de mecanizado utilizadas. a) espirales de trayectoria lineal en círculo con incrementos en -Z; b) trayectoria unidireccional en círculo con incrementos en -Z (descendente) y c) trayectoria unidireccional en círculo con incrementos en +Z (ascendente)

- d) Parámetros: para desbaste se utilizó una fresa HSS Ø10 mm de corte central con: $V_c=160$ m/min, $V_f=480$ mm/min, $a_p=1,5$ mm y $a_e=4,35$ mm y; para acabado, una fresa de metal duro de punta esférica de 12mm con: $V_c=240$ m/min, $V_f=665$ mm/min, $a_p=0,5$ mm y $a_e=0,127$ mm, ambas de marca Sandvik, con los respectivos tiempos, 48:38 min, 58:28 min y 58:27 min. Ambos acabados superficiales se presentan en la Fig. (3).



Fig. 3: a) Fresado de superficies; b) Resultado final de fresado

En la fabricación de esta pieza y posterior inspección de calidad de los tres modelos, se pretende recoger los siguientes datos:

- a) Desvío en el radio: error entre el radio medio real y el radio teórico, medido ortogonalmente al plano de revolución de la herramienta, dada una altura +Z, desde la base de la pieza.
- b) Error de circularidad: diferencia de medida de radios de dos circunferencias concéntricas e ideales, entre las que se encuentran los puntos medidos para determinar el radio medio.
- c) Rugosidad Ra: media aritmética de los valores absolutos del conjunto de irregularidades de la superficie de la pieza, medidos en dirección ortogonal y paralelo al plano de la revolución de la herramienta, dada una altura +Z, desde la base de la pieza.
- d) Ángulo Φ : ángulo de contacto de la herramienta en la superficie, o sea, ángulo entre el eje de rotación de la herramienta y la recta normal a la superficie, medido desde una altura +Z, desde la base de la pieza.

La Fig. (4) muestra, esquemáticamente, estos trabajos.

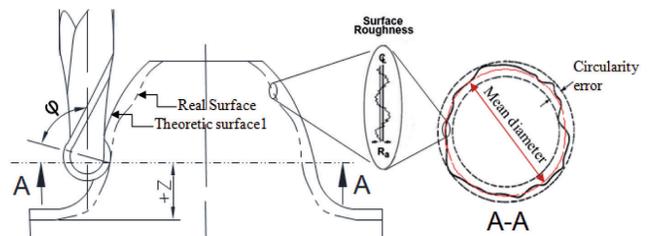


Fig. 4: Detalle de la medida/recogida de datos

Para ello, se han utilizado los siguientes equipos, normas, software, parámetros y metodología:

- a) Desvío en el radio y error de circularidad:
 - aparato: máquina de medición por coordenadas tridimensional (MMC 3D) *TESA Micro-Hite® 3D* y software *Volcomps*;
 - parámetros: desvío en el radio (mm) y error de circularidad;
 - modo de medición del aparato:
 - repetitividad unidireccional: 0.75µm,
 - calibración y error de compensación: 0.009 mm;
 - palpador tridimensional: Bille rubis ϕ 2 mm;
 - metodología: se realizaron 8 mediciones en alturas fijas predefinidas (planos) en sentido +Z, cada dimensión se midió tres veces y, en cada una, se midieron 7 puntos distintos. El valor final fue dado por el cálculo de la media de los valores obtenidos por las mediciones. La Fig. (5) recoge una fotografía de este proceso.

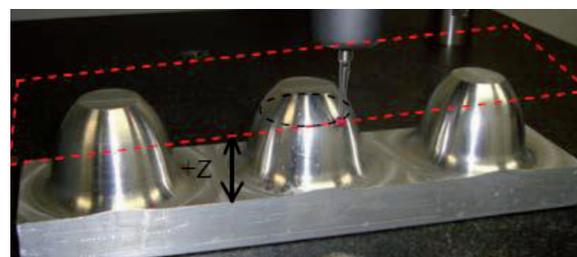


Fig. 5: Medición de las características dimensionales

b) Rugosidad:

- aparato: rugosímetro Taylor Hobson Surtronic 25;
- parámetros: “Ra”, norma ISO 4287;
- modo de medición del rugosímetro:
- muestreo longitud/evaluación: 0.8mm (400 puntos/span),
- cuts-off: 0.25,
- error unidireccional de Ra del equipo: 4%;
- metodología: se midió el valor de Ra sobre cinco alturas fijas predefinidas (planos) en sentido +Z en dos sentidos, según refleja la Fig. (6). Cada recta se midió tres veces, calculándose después el valor medio.

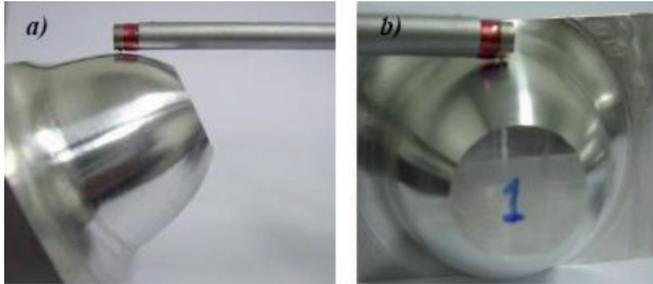


Fig. 6: Sentidos de medición de Ra y detalles del proceso: a) rectas paralelas al eje de revolución del cuerpo; b) rectas ortogonales al eje de revolución del cuerpo

Como se describió anteriormente, este conjunto de parámetros tratados se utiliza para el desarrollo de modelos de RNA de los mapas de predicción. La Fig. (7) representa la arquitectura de la MLP empleada en esta investigación, que consiste en dos (02) neuronas en la capa de entrada (altura +Z y ángulo Φ), “P” capas ocultas con “j” neuronas y una (01) neurona en la capa de salida ($Y_{j(p)}$). Se han utilizado *Minitab* 16 y *MATLAB* R2011a.

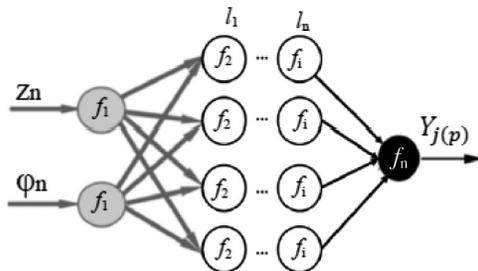


Fig. 7: Arquitectura de MLP utilizada

Para todos los casos, se adoptó en esta investigación el *Mean Absolute Error (MAE)* como parámetro de calidad de las redes estudiadas, por representar mejor las desviaciones reales (absolutas) entre los datos recogidos y los ensayados. La Ec. (1) describe los cálculos del MAE [37-39]:

$$MAE_{(p)} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n(l)} |e_{j,i}^{(p)}| \quad (1)$$

Además, se consideraron los siguientes errores de aproximación o residuos máximos para la validación de las redes: a) error en radio: +/-0,01mm; b) error de circularidad:

+/-0,001mm; c) Ra ortogonal: +/-0,1 μ m e; d) Ra transversal: +/-0,1 μ m. Estos errores se encuentran en el mismo rango de precisión de equipos de mecanizado y de inspección.

3. RESULTADOS

3.1. ANÁLISIS DE LOS DATOS

Después de la recogida y clasificación de los datos, éstos se agruparon, verificando la existencia y la eliminación de datos fuera de rango, se calcularon sus promedios y se generaron los respectivos gráficos.

Así, en cuanto a la calidad dimensional del producto, las Fig. (8a-b) presentan, respectivamente, los resultados obtenidos referentes al valor promedio de cada punto de muestreo para la desviación del radio y de la circularidad junto con el ángulo Φ dado a una altura Z desde la base de la pieza.

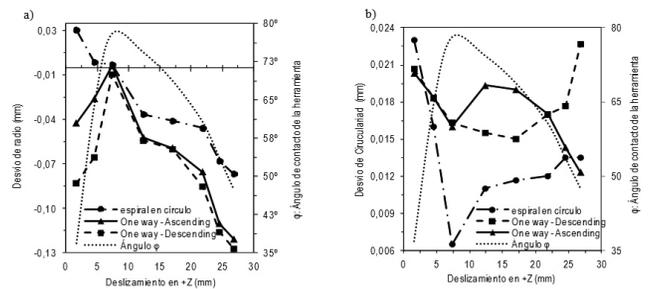


Fig. 8: a) Valores medios de desvío de radio y ángulo y b) Valores medios de error de circularidad y ángulo Φ

De la misma forma, las Fig. (9a-b) presentan los resultados del valor medio de la toma de muestras de rugosidad superficial (Ra) medidos en sentido ortogonal y paralelo al plano de revolución de la herramienta junto con el ángulo Φ , dado a una altura +Z, a partir de la base de la pieza.

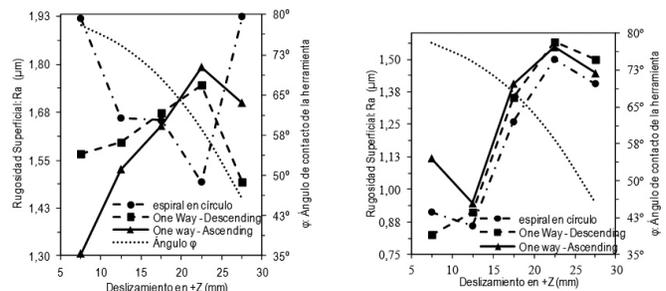


Fig.9: a) Valores medios de Ra en sentido ortogonal y ángulo Φ y b) Valores medios de Ra en sentido paralelo y ángulo Φ

3.2. ESTUDIO DE LA PREDICCIÓN DE LA CALIDAD

En esta sección, se presentan los mapas generados para la predicción de las variables estudiadas utilizando los modelos de RNA implementados en el software *MatLab* por medio del guión de programaciones y la función de Matlab.

Para estudiar los valores predictivos de desviaciones dimensionales de RNA, se desarrollaron las variables de entrada con desplazamiento en +Z y ángulo Φ y, para salida, el desvío de radio y circularidad utilizando 8 conjuntos de características, siendo una red distinta por desvío y estrategia de fresado. Al mismo tiempo, para estudiar los valores de predicción de la rugosidad superficial, se han desarrollado RNA con las variables de desplazamiento de entrada +Z y

ángulo Φ y, para salida, la rugosidad Ra en sentido paralelo u ortogonal, usándose 05 conjuntos de características, siendo una red distinta por sentido de rugosidad y estrategia de fresado.

La Tabla 1 resume los modelos y parámetros adoptados.

La Tabla 2 resume los errores dimensionales y los desempeños de las redes desarrolladas.

Model	Network structure	Training data	Test data	Network algorithm	Transfer function	Training function	Leadership training	Perf. function
Error of the Radius	2-16-8-1	8	8	Levenberg Marquardt	'tansig'; 'purelin'	'trainlm' $\eta = 0.001$; $\rho=0.001$; $\tau=0.001$	learnngdm	MAE
Circularity Error	2-16-8-1	8	8	Levenberg Marquardt	'tansig'; 'purelin'	trainlm $\eta = 0.001$; $\rho=0.001$; $\tau=0.001$	learnngdm	MAE
Ra Orthogonal	2-24-12-6-1	5	5	Levenberg Marquardt	'tansig'; 'tansig'; 'purelin'	'trainlm' $\eta = 0.001$; $\rho=0.001$; $\tau=0.01$	learnngdm	MAE
Ra Parallel	2-24-12-6-1	5	5	Levenberg Marquardt	'tansig'; 'tansig'; 'purelin'	'trainlm' $\eta = 0.001$; $\rho=0.001$; $\tau=0.001$	learnngdm	MAE

η = Learning rate; ρ =Ratio to decrease learning rate; τ =Maximum performance increase

Tabla 1: Modelos de RNA desarrollados y parámetros utilizados

Parámetro/Trayectoria	Number of Epochs	Correlation Coefficients All (R)	Mean Absolute Error (MAE)
Desvío de Radio			
trayectoria lineal en círculo	10	0,956059279	0,005593818
trayectoria descendente	10	0,972013254	0,005599356
trayectoria ascendente	10	0,999269289	0,000669833
Desvío de circularidad			
trayectoria lineal en círculo	14	0,991065474	0,000482035
trayectoria descendente	13	0,981527773	0,000404994
trayectoria ascendente	13	0,993702942	0,000171325

Tabla 2: Parámetros, trayectoria y Modelos de RNA desarrollados para los errores dimensionales y sus desempeños

Parámetro/Trayectoria	Number of Epochs	Correlation Coefficients All (R)	Mean Absolute Error (MAE)
Sentido Ortogonal			
trayectoria lineal en círculo	7	0,977571645	0,0315723 μm
trayectoria descendente	5	0,938744043	0,0264878 μm
trayectoria ascendente	6	0,993402679	0,0151430 μm
Sentido Transversal			
trayectoria lineal en círculo	6	0,998574294	0,0184319 μm
trayectoria descendente	7	0,996989056	0,0172522 μm
trayectoria ascendente	12	0,993519876	0,0146109 μm

Tabla 3: Parámetros, trayectoria y Modelos de RNA desarrollados para las rugosidades y sus desempeños

La Tabla 3 resume los errores de rugosidad y los desempeños de las redes desarrolladas.

En la Fig. (10) se presentan los residuos generados por las redes practicadas: desvío de la forma, circularidad, rugosidad (Ra) en dirección ortogonal y paralelo al eje del cuerpo.

El mapa, conjunto de respuestas para los desvíos de rugosidad superficial y geométricos frente a las estrategias generadas por las redes desarrolladas, se presenta en la Fig. (11).

4. DISCUSIÓN

Primeramente, con respecto a la calidad de la fabricación, los fresados con trayectorias unidireccionales presentan la superficie marcada con un patrón de vibra-

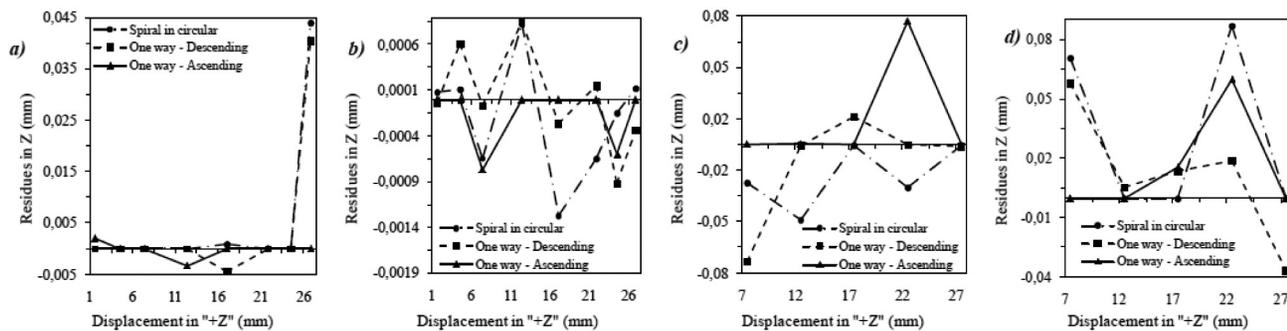


Fig. 10: Residuos de redes probadas; a) desvío de forma; b) desvío de circularidad; c) Ra en sentido ortogonal y d) Ra en sentido paralelo

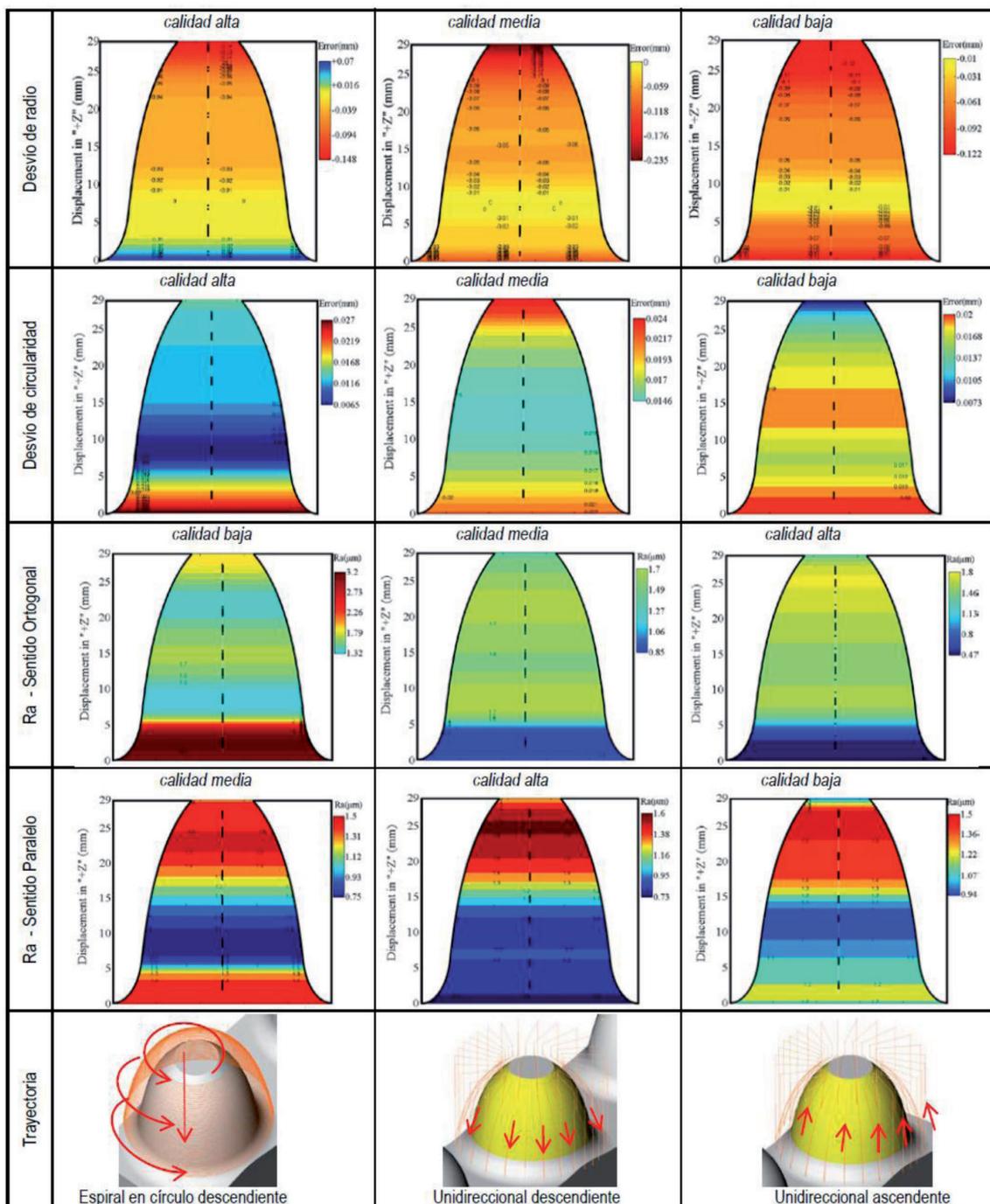


Fig. 11: Mapa conjunto de respuestas para los desvíos geométricos y rugosidades superficiales y geométricas frente a las estrategias

ción, caracterizado visualmente como líneas perpendiculares a la trayectoria; lo mismo aconteció con la espiral de trayectoria lineal en círculo pero con patrones más intensos tal como se puede ver en la Fig. (12).

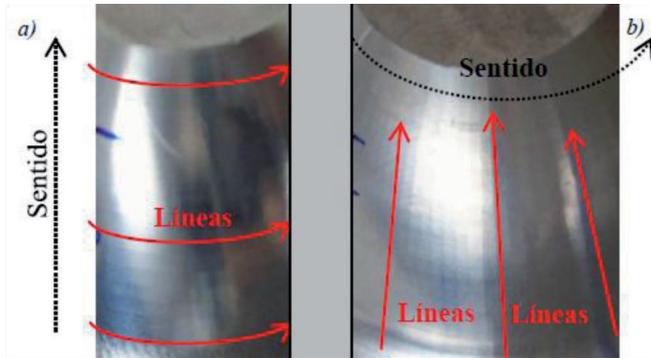


Fig. 12: Patrón de vibración: a) trayectorias unidireccionales y b) trayectorias circulares

Además, el acabado de la superficie en la parte inferior se vio obstaculizado por micro-erosiones/grietas causadas, probablemente, por la proyección de virutas contra la superficie. En este contexto, la pieza con trayectoria unidireccional ascendente, presenta el mejor resultado como muestra la Fig. (13).

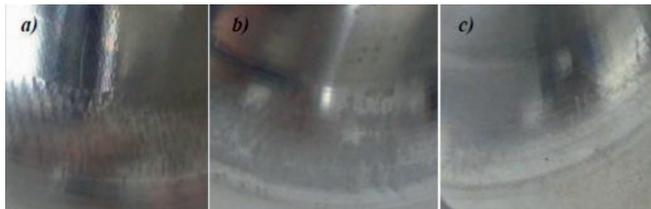


Fig. 13: Micro-erosiones: a) trayectoria circular; b) trayectoria unidireccional- descendente y c) trayectoria unidireccional-ascendente

En la Fig. (8a), se observa una correlación entre las estrategias unidireccionales y el ángulo ϕ y entre la estrategia circular con el desplazamiento en +Z. Lo mismo acontece en la Fig. (8b) para la trayectoria circular en la desviación de circularidad. Complementario a esto, según los gráficos de rugosidad (Fig. 9a-b), no es posible establecer ninguna relación entre el ángulo, los desplazamientos y los parámetros, lo que pone de relieve la no linealidad de los problemas.

En cuanto a los mapas generados (Fig. 11), al ser comparados con los datos de las Fig. (8a-b y 9a-b), se pone de relieve el gran acercamiento de RNA a los datos y la predicción consistente de valores generados según las tendencias de cada desviación o Ra presentado en ellos.

Así que, para el error de radio, se observa en todas las trayectorias una reducción de la desviación en altura de 7,5 mm, poco después del fin del radio y cuando el ángulo ϕ tiende a 90° según Fig. (8a). Observando los mapas reflejados en la Fig. (11), es evidente, por la intensa coloración rojo/naranja que trayectorias unidireccionales poseen mayor error negativo en los extremos si se compara con la espiral del

mapa de trayectoria lineal y, en este caso, cuando el ángulo ϕ tiende a 0. Esto puede ser atribuido a los “sobre pasos” de la herramienta en el punto extremo, donde hay una convergencia de las trayectorias, fenómeno que no ocurre con la adopción de la tercera estrategia, habiendo, además, una clara convergencia de valores en el máximo y el inicio de la curva spline.

En los mapas de desvío de circularidad de la Fig. (11), se observa una clara desventaja de mecanizado con trayectoria unidireccional ascendente que se puede atribuir a la dificultad creciente de la herramienta para iniciar ruta, asociado con mayores fuerzas de corte en la dirección del eje de la herramienta. Además, en todos hay un patrón claro de la variación de la circularidad en relación con la profundidad o el ángulo ϕ .

Analizando los resultados y predicciones de la rugosidad en ejes ortogonales, en la Fig. (11) se puede ver que el mecanizado con trayectoria ascendente obtiene mejor resultado, lo que sugiere que el cambio en la dirección de la herramienta durante su trayectoria es menos perjudicial que la interpolación de la herramienta y el esfuerzo de compresión sobre el material generado en la trayectoria circular. Se observa una tendencia similar entre las trayectorias unidireccionales, lo que se preveía, debido al uso de la misma ruta, aunque en sentido opuesto.

5. CONCLUSIONES Y DESARROLLOS FUTUROS

La metodología adoptada ha permitido llevar a cabo los análisis previstos haciendo posible el desarrollo de RNA que satisfacen la necesidad de resolver problemas no lineales con pocos patrones de entrada. Además, en relación a los modelos de RNA desarrollados, todos presentaron un rendimiento final acorde con las necesidades prácticas y la MAE estipulada.

Además, la no linealidad del problema, la necesidad de “n” espacios para la obtención de una convergencia del modelo y el uso de pocos patrones de entrada exigieron redes con una cantidad significativa de neuronas en comparación con anteriores trabajos aportados por Zain *et al.* [12].

En cuanto a la estructura de las redes desarrolladas en la investigación (Tabla 1), se observa una relación con el trabajo desarrollado por Zang [39] y, también, descrita por Zain *et al.* [12], que sugieren algunos modelos de redes MLP como formaciones simétricas y múltiple cantidad de neuronas en capas, apuntando a la proporcionalidad geométrica obtenida en el estudio y, en consecuencia, de los pesos.

Por otro lado, conforme a lo investigado por Kurt *et al.* [7], la desviación de radio y la rugosidad presentaron características no lineales y conflictivas, verificándose que la desviación de radio muestra una correlación con el ángulo de contacto de la herramienta ϕ y el sentido de la estrategia de mecanizado, donde el sentido de la estrategia y de las fuerzas actuantes son proporcionales al error de forma durante el fresado. La rugosidad longitudinal y paralela no demostraron una relación clara como fue evaluado por Ramos *et al.* [14].

Así, para las predicciones en ejes transversales, el mecanizado con trayectoria unidireccional ascendente y circular mostró un comportamiento similar y, sin embargo, en sus mapas se observan valores muy próximos, existiendo

un pequeño aumento en el uso de la trayectoria circular. Y en el mapa de trayectoria unidireccional descendente, la ganancia es evidente cuando se utiliza esta configuración que, teóricamente, daría lugar a valores más bajos para la obtención de un cambio más gradual en esfuerzos y un mejor contacto con la superficie a ser eliminada por la herramienta.

Como trabajo futuro se podría desarrollar un modelo de RNA capaz de calcular la rugosidad superficial de la zona o redes paralelas para resolver problemas conjuntos de Ra y desviaciones dimensionales. Además, la replicación del experimento en equipos CNC de 5 ejes como los ya desarrollados por Chiang *et al.* [8] y Zain *et al.* [12] o la aplicación en el software CAD o CAM de la corrección de desviación dimensional y, posteriormente, el análisis y comparación con los resultados anteriores, puede proporcionar información nueva sobre la influencia de la estrategia de mecanizado.

Por otra parte, el uso de equipos con una escala menor de medición como otro MMC 3D, perfilómetros o sondas de exploración pueden proporcionar mayor alcance y exactitud de los datos y, por lo tanto, el desarrollo de plantillas de RNA más simples y más asertivas.

Finalmente, se puede concluir que las estrategias de mecanizado estudiadas presentan ventajas y desventajas según el parámetro de evaluación definido por la ingeniería de producto o proyectista. En caso de aplicación industrial de estos métodos y, por tanto, de estos mapas, se sugiere que la elección se realice en base al parámetro más crítico para la aplicación al producto, asociado a la viabilidad económica.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Karpat Y y Özel T. "Multi-objective optimization for turning processes using neural network modeling and dynamic neighborhood particle swarm optimization". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. November 2007. Vol. 35. p. 234-247. (doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-006-0719-8>)
- [2] Chung KT y Geddani A. "A multi-sensor approach to the monitoring of end milling operations". *Journal of Materials Processing Technology*. August 2003. Vol. 139 (1). p. 15-20.
- [3] Daneshmand S, Mirabdolhosayni M y Aghanajafi C. "Sifting through the optimal strategies of time-based tools path machining in software CAD-CAM". *Middle-East Journal of Scientific Research*. 2013. Vol. 13 (7) p. 844-849. (doi: <http://dx.doi.org/10.5829/idosi.mejsr.2013.13.7.2658>)
- [4] Souza AF y Schuetzer K. "Interpolating free form tool path for high speed cutting technology". En: 7th International Scientific Conference on Production Engineering, CIM 2001. Croacia, June 2001.
- [5] Davim JP y Esteves-Correia A. *Maquinagem a Alta Velocidade*. Porto: Publindústria Edições Técnicas, 2006. 182 p. ISBN: 972-8953-05-4.
- [6] Vivancos J, Luis CJ, Costa L y Ortiz JA. "Optimal machining parameter selection in high speed milling of hardened steels for injection moulds". *Journal of Materials Processing Technology*. November 2004. Vol. 155-156. p. 1505-1512.
- [7] Kurt M, Hartomacıođlu S, Mutlu B y Köklü U. "Minimization of the surface roughness and form error on the milling of free-form surface using a grey relation analysis". *Materials and technology*. 2012. Vol. 46 (3). p. 205-213.
- [8] Chiang ST, Tsai CM y Lee AC. "Analysis of cutting forces in ball-end milling". *Journal of Materials Processing Technology*. June 1995. Vol. 47(3/4). p. 231-249.
- [9] Huang SH y Zhang HC. "Artificial Neural Networks in Manufacturing: Concepts, Applications, and Perspectives". IEEE Components, Packaging, and Manufacturing Technology-Part I. June 1994. Vol. 17 (2). p. 212-228.
- [10] Luttermann CAV, Childs THC, Jawahir IS, Klocke F y Venuvinod PK. "Present situation and future trends in modelling of machining operations progress report of the CIRP Working Group 'Modelling of Machining Operations'". *CIRP Annals - Manufacturing Technology*. 1998. Vol. 47(2). p. 587-626.
- [11] Erzurumlu T, Oktem H. "Comparison of response surface model with neural network in determining the surface quality of moulded parts". *Materials and Design*. 2007. Vol. 28 (2). p. 459-465. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.matdes.2005.09.004>)
- [12] Zain AM, Haron H y Sharif S. "Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network". *Journal Expert Systems with Applications*. March 2010. Vol. 37 (2). p. 1755-1768. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.033>)
- [13] Tolouei-Rad M y Bidhendi IM. "On the optimization of machining parameters for milling operations". *International Journal Machine Tools Manufacture*. January 1997. Vol. 37 (1). p. 1-16.
- [14] Ramos AM, Relvas C y Simões JA. "The influence of finishing milling strategies on texture, roughness and dimensional deviations on the machining of complex surfaces". *Journal of Materials Processing Technology*. May 2003. Vol. 136. p. 209-216. (doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0924-0136\(03\)00160-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0924-0136(03)00160-2))
- [15] Ameddah H, Assas M. "NURBS Interpolation Strategies of Complex Surfaces in High Speed Machining". *International Journal of CAD/CAM*. 2011. Vol. 11 (1). p. 1-6. <http://www.ijcc.org/ojs/index.php/ijcc/article/viewFile/186/138>
- [16] Stahovec J y Varga J. "Production of Form Surfaces by CNC Milling Machine Tool". *Manufacturing and Ind. Eng*. 2012. Vol. 11 (1) p. 1338-6549. <http://web.tuke.sk/fvtppo/journal/pdf12/1-pp-12-14.pdf>
- [17] Kandrač L, Maňkova I, Vrabel' M y Greškovič F. "The influence of Milling Strategies on the Productivity and Accuracy Whrn Maching Freeform Surface". En: *Development in Maching Technology-Chapter 2.3*. Cracow: Cracow University of Technology, 2012. ISBN 978-83-7242-655-0.
- [18] Msaddek El B, Bouaziz Z, Dessein G y Baili M. "Optimization of pocket machining strategy in HSM". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. September 2012. Vol. 62 (1-4). p. 69-81. (doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-011-3801-9>)
- [19] Senatore J, Stéphane S, Rubio W y Dessein G. "Correlation between machining direction, cutter geometry and step-over distance in 3-axis milling: Application to milling by zones". *Computer-Aided Design*. December 2012. Vol. 44

- (12). p. 1151-1160. (doi:10.1016/j.cad.2012.06.008)
- [20] Öktem H. "An integrated study of surface roughness for modelling and optimization of cutting parameters during end milling operation". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2009. Vol. 43 (9-10) p. 852-861. (doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-008-1763-3>)
- [21] Karayel D. "Prediction and control of surface roughness in CNC lathe using artificial neural network". *Journal of Materials Processing Technology*. 2009. Vol. 209. p. 3125-3137. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2008.07.023>)
- [22] Rubio JC y Duduch JG. "Magnetostrictive micropositioning device with fuzzy-neural-based controller". *International Journal of Advanced Mechatronic Systems*. 2010. Vol. 2. p. 174-181. (doi: <http://dx.doi.org/10.1504/IJAMECHS.2010.033042>)
- [23] Yang X, Kumehara H y Zhang W. "Back-propagation Wavelet Neural Network Based Prediction of Drill Wear from Thrust Force and Cutting Torque Signals". *Computer and Information Science*. August 2009. Vol. 2 (3). p. 75-86.
- [24] Abu-Mahfouz I. "Drilling Wear Detection and Classification Using Vibration Signals and Artificial Neural Network". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. May 2003. Vol. 43. p. 707-720. (doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0890-6955\(03\)00023-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0890-6955(03)00023-3))
- [25] Kandilli I, Sönmez M, Ertunc HM y Çakir B. "Online Monitoring of Tool Wear In Drilling and Milling By Multi-Sensor Neural Network Fusion". *International Conference on Mechatronics and Automation*. August 2007. Vol. 1 p. 1388-1394. (doi: <http://dx.doi.org/10.1109/ICMA.2007.4303752>)
- [26] Tandon V y El-Mounayri H. "A novel artificial neural networks force model for end milling". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2001. Vol. 18 (10). p. 693-700.
- [27] Briceno JF, El-Mounayri H y Mukhopadhyay S. "Selecting an artificial neural network for efficient modeling and accurate simulation of the milling process". *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. May 2002. Vol.42 (6). p. 663-674.
- [28] Zuperl U y Cus F. "Tool cutting force modeling in ballend milling using multilevel perceptron". *Journal of Materials Processing Technology*. November 2004. Vol. 153-154 (1-3). p. 268-275. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2004.04.309>)
- [29] Zuperl U, Cus F, Mursec, B y Ploj T. "A generalized neural network model of ball-end milling force system". *Journal of Materials Processing Technology*. June 2006. Vol. 175 (1-3). p. 98-108. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2005.04.036>)
- [30] Dutta RK, Paul S y Chattopadhyay AB. "Applicability of the modified back-propagation algorithm in tool condition monitoring for faster convergence". *Journal of Materials Processing Technology*. February 2000. Vol. 98-3 p.299-309. (doi:10.1016/S0924-0136(99)00295-2)
- [31] Haber RE y Alique A. "Intelligent process supervision for predicting tool wear in machining processes". *Computational Intelligence in Mechatronic Systems*. 2003. Vol. 13 (8-9). p. 825-849. (doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0957-4158\(03\)00005-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0957-4158(03)00005-9))
- [32] Correa M, Bielza C y Pamies TJ. "Comparison of Bayesian networks and artificial neural networks for quality detection in a machining process". *Expert Systems Applications*. April 2009. Vol. 36 (3) p. 7270-7279. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2008.09.024>)
- [33] Çaydas U y Haşçalık A. "A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method". *Journal of Materials Processing Technology*. 2008. Vol. 202 (1-3). p. 574-582. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2007.10.024>)
- [34] Hanafi I, Khamlichi A, Mata F, Nuñez PJ y Jabbouri A. "Fuzzy rule based predictive model for cutting force in turning of reinforced PEEK composite". *Measurement*. July 2012. Vol. 45 (6). p. 1424-1435. (<http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2012.03.022>)
- [35] Mata F, Beamud E, Hanafi I, Khamlichi A y Jabbouri A. "Fuzzy Logic-Based Modeling of Surface Roughness Parameters for CNC Turning of PEEK CF30 by TiN-Coated Cutting Tools". *Journal of Thermoplastic Composite Materials*. May 2011. Vol. 24. p. 339-413. (doi: <http://dx.doi.org/10.1177/0892705710391562>)
- [36] Karnik SR, Gaitonde VN, Campos JC, Esteves A, Abrão AM y Paulo J. "Delamination analysis in high speed drilling of carbon fiber reinforced plastics (CFRP) using artificial neural network model". *Materials and Design*. October 2008. Vol. 29. p. 1768-1776. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.matdes.2008.03.014>)
- [37] Hagan MT y Menhaj MB. "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm". *IEEE Transactions on Neural Networks*. November 1994. Vol. 5 (6). p. 989-993. ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia353_1s07/papers/00329697.pdf
- [38] Demuth H, Beale M y Hagan M. "Neural Network Toolbox, User's Guide, Version 4". In: *The MathWorks, Inc*. Natick, MA, revised for version 4.0.4 edition. October 2004. 430 p. <http://www.mathworks.com>.
- [39] Zhang G, Patuwo BE y Hu MY. "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art." *International Journal of Forecasting*. March 1998. Vol. 14. p. 35-62.